

리튬이온 배터리 상태 추정을 위한 근사모델링 방법과 그 성능 분석을 통한 수명 예측에 대한 연구

강덕훈*, 이평연*, 장신우**, 김종훈*
 충남대학교*, 라온엑스 솔루션즈**

Study on Analysis of Performance to Surrogate modeling Method for Battery State Estimation

Deokhun Kang*, Pyeng-Yeon Lee*, Shinwoo Jang**, Jonghoon Kim*
 Chungnam National University*, Raon X Solutions**

ABSTRACT

리튬이온 배터리의 상태를 모니터링 하는 방법에 있어서, 대표적으로 배터리의 충전 상태(SOC)와 배터리의 건강 상태(SOH)를 추정하여 상태 지표로 사용된다. 본 연구에서는 리튬이온 배터리의 상태 지표를 위한 용량 정보의 추정을 데이터 기반의 근사 모델을 이용하여 수행하였다. 다양한 근사 모델링 방법을 적용하여 추정되는 용량 정보를 비교하고, 모델링 방법에 따른 용량 추정 성능을 확인하였다. 또한, 이를 바탕으로 리튬이온 배터리의 용량을 예측하고 예측 성능을 분석하였다. 본 연구를 통하여 근사모델을 이용하는 경우, 리튬이온 배터리의 용량 추정은 물론 예측을 수행하는 방법으로서의 활용 가능성을 확인하였으며, 또한 제안하는 방법을 이용하여 보유하고 있는 모니터링 데이터를 활용하여 리튬이온 배터리의 성능을 평가하는데 있어 효과적으로 활용될 수 있을 것으로 판단된다.

1. 서 론

리튬이온 배터리는 충전과 방전을 반복하여 사용 가능한 대표적인 이차전지(rechargeable)로서, 높은 에너지 밀도, 낮은 자가 방전 및 긴 수명 특성 등의 장점을 가지고 있다. 휴대폰 등의 소형가전부터 전기 자동차, 에너지저장장치 등 대형 시스템에 이르기까지 다양한 분야의 전원공급 장치에 널리 활용되고 있으며, 리튬이온 배터리의 효율적이고 안전한 사용을 위해서는 배터리의 상태를 모니터링하고 관리할 수 있는 배터리 관리 시스템(battery management system; BMS)이 필수적으로 요구된다. 배터리관리시스템에서는 전압, 전류, 온도 등의 측정 정보를 이용하여 배터리의 상태를 추정할 수 있는 배터리의 상태 지표 추정 기능을 포함하며, 대표적인 상태 지표로서 배터리 충전 상태(state of charge; SOC), 배터리 건강 상태(state of health; SOH)등이 있다. 특히, 리튬이온 배터리는 일반적으로 초기 배터리 용량의 80%지점에서 출력 특성, 내부 저항의 증가 등 급격한 성능 변화가 나타나며, 이 지점을 리튬이온 배터리의 수명을 다한 시점(End of Life; EOL)으로 판단한다. 따라서 배터리의 수명을 판단하는 주요 지표인 SOH는 배터리 운용의 안정성 및 효율성에 영향을 줄 수 있는 중요 지표중 하나이다.^[1]

본 연구에서는 리튬이온 배터리의 SOH 추정을 위해 필요한 배터리의 용량정보를 추정하기 위한 방법으로 근사 모델을 사용하는 방법을 제안한다. 배터리 상태 지표 추정을 위한 방법

으로 근사 모델을 활용하는 방법의 타당성을 확인하기 위하여 배터리 용량 추정 및 예측의 결과를 비교하고 근사 모델링 방법에 따른 추정(estimation) 및 예측(prediction)의 성능 분석을 수행하였다. 근사 모델을 활용하는 방법이 배터리의 상태 지표를 추정 및 예측을 수행할 수 있는 하나의 수단이 될 수 있음을 확인하였다.

2. 리튬이온 배터리 SOH의 추정

2.1 리튬이온 배터리 SOH의 정의

리튬이온 배터리의 SOH는 배터리의 용량 혹은 내부 저항을 기준으로 판단한다. 내부저항을 기준으로 하는 경우, 식 (1)과 같이 SOH를 정의할 수 있지만, 배터리의 특성에 따라 내부저항이 증가하는 경향이 다르기 때문에 그 기준을 명확히 정의하기 어렵다. 용량을 기준으로 하는 경우 초기의 배터리 용량과 현재 용량의 비율이 80%인 지점을 배터리의 성능이 급격히 감소하는 기준으로 판단할 수 있으며, 식 (2)와같이 정의한다.

$$SOH_{resistance} = \left| \frac{R^{selected} - R^{aged}}{R^{fresh} - R^{aged}} \right| \quad (1)$$

$$SOH_{capacity} = \left| \frac{C_n^{selected} - C_n^{aged}}{C_n^{fresh} - C_n^{aged}} \right| \quad (2)$$

위의 식에서, *selected*의 위 첨자는 현재의 내부저항, 용량을 나타내며, *aged*의 위 첨자는 노화의 기준 내부저항, 용량을 나타낸다. *fresh*의 위 첨자는 초기 상태에서의 내부저항, 용량을 말한다. 본 연구에서는 기준이 명확한 용량을 기준으로 하는 SOH의 정의를 참고로 하여, 배터리의 용량 정보를 추정하는 방법에 대한 연구를 수행하였다. 배터리의 용량 정보는 측정이 가능한 전압, 전류 등의 정보를 활용하여 배터리의 용량을 추정해야하며, 대표적인 방법으로 전류적산법(the coulomb counting method), 모델 기반의 방법(model-based method), 데이터 기반의 방법(data-driven method)이 있다.^[1] 본 연구는 마지막 방법인 데이터 기반의 방법 중 하나인 근사모델을 이용하여 배터리의 용량 추정 및 예측을 수행하였다.

2.2 근사 모델(surrogate model)

근사모델은 실험 혹은 시뮬레이션 등의 데이터를 이용하여 데이터를 표현할 수 있는 함수를 만드는 것을 말한다. 즉, 데이터가 입력과 출력의 쌍으로 구성되어 있다고 가정하면, 이 데이터는 미지의 응답함수 $Output = f(input)$ 의 관계로 설명될 수 있으며, 여기서 미지의 응답함수와 최대한 유사한 함수를 만드는 것을 말한다. 최근 R이나 Python의 scikit-learn등에 이

리한 근사 모델링 방법이 구현된 라이브러리가 공개되어 다양한 연구에 활용되고 있다.^[2] 근사 모델의 생성에 활용되는 다양한 기계학습 방법들은 데이터의 개수, 변수의 개수 등의 데이터의 구성, 특징에 따라 근사 모델의 예측 성능과 계산 속도를 좌우하기 때문에, 데이터 특성에 따라 적합한 근사 모델링 방법에 대한 분석이 필요하다.

본 연구에서는 배터리의 사이클 실험 데이터를 활용하여 다양한 근사 모델을 생성하고 배터리의 용량 추정 및 예측을 수행하는 근사 모델의 성능 분석을 수행하였다. 다양한 근사 모델의 성능 분석을 위하여 Datadvance사의 상용 데이터분석 전문 프로그램인 pSeven을 활용하였다.

3. 리튬이온 배터리 용량 추정 및 예측

3.1 근사 모델의 개발

근사 모델을 생성하기 위해 사용된 데이터는 리튬이온 배터리의 사이클 실험 데이터로서, 완전 충전-완전 방전을 총 500회 수행하였다. 매 1사이클 간격으로 방전 구간에서 측정된 전류 정보를 기반으로 누적 전하량(Ah) Q 는 이는 방전 시작 시간 t_1 에서 방전 종료 시간 t_2 까지 매 시간(t) 측정된 전류(i)의 누적 합으로 식 (3)과 같은 전류적산법을 적용하였다.

$$Q = \int_{t_1}^{t_2} i(t) dt \quad (3)$$

총 500사이클의 데이터에서 근사모델의 학습데이터(training data)로 320사이클, 평가 데이터(validation data)로 80사이클, 근사 모델을 이용한 용량 예측 성능 검증을 위한 테스트 데이터(test data)로 100사이클 데이터를 활용하였다.

근사 모델링에 사용된 방법은 Gaussian Boosted Regression Trees(GBRT), Gaussian Processes(GP), High Dimension Approximations(HDA), High Dimension Approximations with Gaussian Process(HDAGP), 1D Splines with Tension(SPLT)의 총 5가지 방법^[3]을 사용하였다.

3.2 배터리 용량 추정 및 예측 결과

배터리 용량 추정의 결과는 표 1, 그림 1과 같다. 모든 모델의 전체 오차는 최대 0.87% 이하로 모델 학습이 잘 이루어졌다고 판단된다. 또한, 용량 예측의 수행 결과에서 SPLT 모델의 평균 오차가 0.04%로 가장 낮았으며, 예측 오차는 HDAGP 모델의 평균 오차가 1.33%로 가장 낮았다. 모든 모델은 추정의 결과에서는 최대 3.40%이하의 오차를 보이며 좋은 성능을 보였지만, 예측의 결과에서 오차가 크게 발생하였으며, 학습데이터에서 사이클이 증가할수록 오차가 크게 증가하는 경향을 보였으며 특히, 그림 1에서 알 수 있듯이 HDA모델과 GP모델은 예측의 마지막에 오차가 크게 증가하였다. 하는 것으로 확인되었다.

표 1 근사 모델을 이용한 배터리 용량 추정 및 오차의 결과
Table 1 Prediction error of battery capacity using surrogate model (단위:%)

구분		GBRT	GP	HDA	HDAGP	SPLT
전체 오차	평균	0.46	0.85	0.87	0.40	0.41
	최대	8.18	29.07	11.61	7.67	8.69
추정 오차	평균	0.14	0.28	0.51	0.15	0.04
	최대	2.85	2.14	3.40	2.04	3.09
예측 오차	평균	1.64	2.96	2.20	1.33	1.76
	최대	8.18	29.07	11.61	7.67	8.69

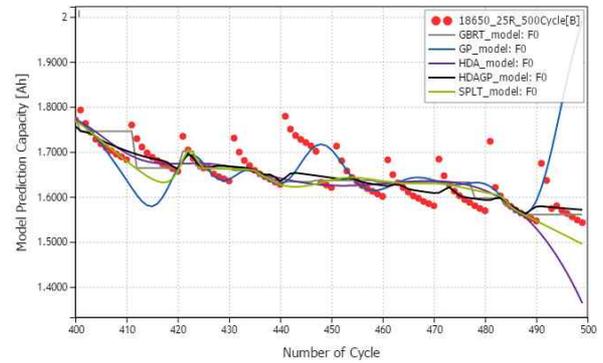


그림 1 근사모델을 이용한 배터리 용량 예측 결과

Fig. 1 Prediction of battery capacity using surrogate model

진술한 바와 같이 근사 모델링 방법은 데이터의 형태에 따라 적합한 방법을 선택해야 모델의 성능을 확보하는데 유리하다. 본 연구에서 활용된 대부분의 근사 모델링 기법들은 배터리의 용량 추정을 위한 모델 확보에 적절한 성능을 보이는 것으로 확인되었으며, 일부 모델은 예측을 수행함에도 충분한 성능을 보이는 것으로 확인되었다.

4. 결론

본 논문은 상용 프로그램인 pSeven을 이용하여 다양한 근사 모델을 생성하고 이를 기반으로 배터리의 용량을 추정, 예측하고 그 결과를 분석하였다. 모든 모델이 배터리의 용량 추정에 있어 우수한 성능을 보였으며, 일부 모델의 경우 용량 예측에도 좋은 성능을 보여주었다. 하지만 본 연구에서 활용된 데이터는 이상적인 조건에서 수행된 실험 결과이며, 최종적으로 배터리의 상태 정보가 아닌 그를 위한 용량 정보의 추정 및 예측의 결과만 제시되었다. 하지만, 향후 이를 이용하여 배터리의 수명 예측 및 배터리의 다양한 상태를 나타내는 지표와 연결하여 좋은 활용 방안이 제시될 수 있을 것으로 기대되며, 또한 본 연구에서 제시된 다양한 근사 모델의 성능은 그 활용 가능성을 확인하는 연구가 수행된 것으로 사료된다.

본 연구는 한국전력공사의 2019년 선정 기초연구개발과제 연구비에 의해 지원되었음 (과제번호 R19XO01-45)

참고 문헌

[1] Lin Dhen, et al., "A new state-of-health estimation method for lithium-ion batteries through the intrinsic relationship between ohmic internal resistance and capacity", Measurement, Vol. 116, 2018

[2] Wei Li, et al., "A surrogate thermal modeling and parametric optimization of battery pack with air cooling for EVs", Applied Thermal Engineering, Vol.147, 2019

[3] Mikhail Belyaev, et al., "GTApprox: surrogate modeling for industrial design", Advanced in Engineering Software, Vol.102, pp.29-39, 2016. September